

# 基于深度学习的电力变压器故障预测与健康管理系统（PHM）系统研究

王华兵

江苏省无锡市宜兴市宜能实业有限公司 江苏无锡

**【摘要】**基于深度学习的电力变压器故障预测与健康管理系统（PHM）系统，可突破传统方法在复杂工况下预测滞后、管理被动的局限，显著提升故障预测精度与健康管理效率。该系统依托分层架构与多功能模块协同，采集变压器多维度运行数据，通过深度学习算法完成特征提取、模式识别与故障预测模型构建，实现潜在故障提前预警；同时结合健康状态评估机制，为变压器全生命周期管理提供科学支撑。实践表明，系统能有效降低故障发生率与运维成本，保障电力系统稳定运行，对推动电力行业向智能化、高效化发展具有重要现实意义。

**【关键词】**电力变压器；深度学习；故障预测；健康管理（PHM）系统

**【收稿日期】**2025 年 10 月 15 日 **【出刊日期】**2025 年 11 月 15 日 **【DOI】**10.12208/j.sdr.20250270

## Research on power transformer fault prediction and health management (PHM) system based on deep learning

Huabing Wang

Jiangsu Wuxi Yixing Yineng Industrial Co., Ltd., Wuxi, Jiangsu

**【Abstract】** The Power Transformer Fault Prediction and Health Management (PHM) System based on deep learning overcomes the limitations of traditional methods, such as lagging prediction and passive management under complex operating conditions, thereby significantly improving fault prediction accuracy and health management efficiency. The system relies on a hierarchical architecture and collaborative multi-functional modules to collect multi-dimensional operational data from transformers. Through deep learning algorithms, it performs feature extraction, pattern recognition, and fault prediction model construction to achieve early warning of potential failures. At the same time, by integrating a health status evaluation mechanism, it provides scientific support for the entire life-cycle management of transformers. Practical results show that the system effectively reduces failure rates and maintenance costs, ensures the stable operation of the power system, and plays a crucial role in promoting the intelligent and efficient development of the power industry.

**【Keywords】** Power transformer; Deep learning; Fault prediction; Health management (PHM) system

### 引言

电力变压器是电力系统核心设备，其运行状态直接关系电力供应稳定与安全，故障可能引发重大经济损失和停电事故。传统诊断管理依赖人工巡检与定期维护，难实时捕捉细微异常，故障预测及时性、准确性不足，无法适配电力系统智能化发展需求。深度学习 PHM 技术凭借强数据处理与非线性建模能力，为解决该问题提供新路径。本文聚焦基于深度学习的电力变压器 PHM 系统，设计科学高效方案，实现故障精准预测与全生命周期健康管理，

为电力系统稳定运行提供支撑，也为相关研究应用提供参考。

### 1 电力变压器故障预测与健康管理系统（PHM）系统现存问题分析

当前电力行业中，电力变压器 PHM 系统虽有应用但问题较多。数据采集依赖单一传感器，信息维度有限，难全面反映设备状态；故障预测模型用传统机器学习算法，处理复杂数据能力弱，难提前预警，增加运维成本。从健康管理机制来看，现有系统的健康评估指标体系不够完善，多侧重于故障发

生后的诊断与修复，而缺乏对变压器全生命周期健康状态的动态监测与评估<sup>[1]</sup>。部分系统仅根据设备的运行年限和简单的性能参数来判断健康状态，未能充分考虑设备在长期运行过程中的性能衰减规律以及不同故障模式对健康状态的影响程度，导致健康管理决策缺乏科学性和针对性，无法为变压器的维护策略制定提供合理依据，难以实现设备资源的优化配置和高效利用。

## 2 基于深度学习的电力变压器 PHM 系统总体设计

基于深度学习的电力变压器 PHM 系统总体设计，需深度契合变压器在不同工况下的运行特性，同时充分满足电力行业对设备监测、故障预警及健康管理的实际需求，因此需从系统架构、功能模块和技术选型三大核心维度进行系统性规划，以此保障系统在实际应用中的实用性、长期运行的可靠性及后续功能拓展的灵活性。在系统架构设计环节，采用分层架构模式是关键选择，该架构具体包含数据采集层、数据预处理层、深度学习分析层和健康管理应用层。这种分层设计不仅能让各层在实现自身核心功能时独立运行，还能通过内部协同机制形成高效工作流，既降低了系统维护与升级的难度，又能在数据从采集到应用的全流程中构建安全屏障，有效保障数据传输与处理的安全性、完整性。

功能模块设计是系统总体设计的核心内容，需围绕故障预测与健康管理的核心目标，设置数据采集模块、数据预处理模块、故障预测模块、健康评估模块和决策支持模块<sup>[2-6]</sup>。数据采集模块负责通过多类型传感器实时采集变压器的运行数据，包括电气参数、油质参数、温度参数和机械参数等，确保数据采集的全面性和实时性；数据预处理模块则对采集到的原始数据进行清洗、去噪、归一化等处理，消除数据中的异常值和冗余信息，为后续的深度学习分析提供高质量的数据；故障预测模块利用深度学习算法构建预测模型，对预处理后的数据进行分析，实现对变压器潜在故障的预测；健康评估模块根据故障预测结果和设备的历史运行数据，建立健康状态评估指标体系，对变压器的健康状态进行量化评估；决策支持模块则根据健康评估结果，为运维人员提供个性化的维护建议和决策支持，助力运维工作的高效开展。

在技术选型方面，需综合考虑系统的性能需求

和实际应用场景，选择合适的硬件设备和软件技术。硬件方面，选用高精度、高可靠性的传感器，确保数据采集的准确性；采用高性能的服务器和边缘计算设备，满足系统对数据处理速度和存储容量的要求。软件方面，数据预处理可采用 Python 中的 Pandas、NumPy 等库实现；深度学习算法的实现可借助 TensorFlow、PyTorch 等主流深度学习框架，这些框架具备丰富的算法模型和便捷的开发工具，能够有效提高模型构建与训练的效率；健康管理应用层可采用 Java、Spring Boot 等技术开发，实现系统的可视化界面和人机交互功能，方便运维人员操作与使用。

## 3 基于深度学习的电力变压器故障预测模型构建与实现

基于深度学习的电力变压器故障预测模型构建需遵循数据驱动的思路，从数据准备、模型选型、模型训练与优化等方面逐步推进，以确保模型具备较高的预测精度和泛化能力。在数据准备阶段，除了通过系统数据采集模块获取变压器的实时运行数据外，还需收集变压器的历史故障数据、维护记录等信息，构建全面的数据集。为了提高模型的鲁棒性，需对数据集进行扩充处理，通过数据增强技术生成更多的训练样本，同时采用分层抽样的方法将数据集划分为训练集、验证集和测试集，其中训练集用于模型参数的学习，验证集用于模型超参数的调整，测试集用于模型性能的评估。

模型选型是故障预测模型构建的关键环节，需根据变压器故障数据的特点选择合适的深度学习算法。考虑到变压器运行数据具有时序性强、数据维度高的特点，长短期记忆网络（LSTM）和卷积神经网络（CNN）的融合模型成为较为理想的选择。LSTM 能够有效捕捉时序数据中的长期依赖关系，适合处理变压器运行过程中的动态变化数据；CNN 则具备强大的局部特征提取能力，能够从高维度数据中提取出关键的故障特征信息。将 LSTM 与 CNN 相结合，构建 CNN-LSTM 融合模型，可充分发挥两种算法的优势，提高模型对故障特征的提取能力和对复杂数据的处理能力，从而提升故障预测的准确性。

模型训练与优化过程需采用科学的方法，确保模型能够稳定收敛并达到理想的性能。在模型训练阶段，采用自适应矩估计（Adam）优化算法对模型

参数进行优化，该算法能够根据参数的梯度动态调整学习率，有效提高模型的训练速度和收敛精度；选用均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE）作为模型的损失函数，通过最小化损失函数实现模型参数的更新<sup>[7]</sup>。在模型训练过程中，需实时监测模型在验证集上的性能变化，当模型出现过拟合现象时，采用 Dropout 正则化技术和早停（Early Stopping）策略进行处理，Dropout 可通过随机丢弃部分神经元来减少模型的复杂度，早停则可在模型性能不再提升时及时停止训练，避免模型过度拟合训练数据。此外，还需对模型的超参数进行优化，如学习率、批次大小、网络层数等，通过网格搜索、随机搜索等方法确定最优的超参数组合，进一步提升模型的预测性能。模型训练完成后，利用测试集对模型进行性能评估，若模型性能满足要求，则将其部署到实际的 PHM 系统中；若性能不达标，则需重新调整模型结构或优化训练策略，直至模型达到预期效果。

#### 4 电力变压器 PHM 系统健康管理机制设计与应用验证

电力变压器 PHM 系统健康管理机制设计需以故障预测结果为基础，结合变压器的运行特性和维护需求，构建科学、完善的健康管理体系，实现对变压器全生命周期的动态管理。健康状态评估是健康管理机制的核心内容，需建立多维度的健康评估指标体系，指标的选取应涵盖变压器的电气性能、油质状况、机械状态和环境适应能力等方面，如绝缘电阻、介损因数、油中溶解气体含量、绕组温度、振动幅度等。为了确保评估结果的客观性和准确性，采用层次分析法（AHP）和模糊综合评价法相结合的方式对各评估指标进行权重分配和量化评估，将定性指标与定量指标有机结合，实现对变压器健康状态的全面、科学评价，根据评估结果将变压器健康状态划分为良好、一般、预警和故障四个等级，为后续的维护决策提供明确依据。

维护策略制定需根据变压器的健康状态评估结果和故障预测信息，结合设备的重要程度、运行年限和维护成本等因素，制定个性化的维护方案<sup>[8]</sup>。对于健康状态为良好的变压器，采用定期巡检的维护方式，适当延长维护周期，减少不必要的运维成本；对于健康状态为一般的变压器，加强实时监测力度，增加巡检频次，密切关注设备运行状态的变化趋势；

对于处于预警状态的变压器，及时制定预防性维护计划，提前准备维护所需的设备和备件。在故障发生前采取有效的干预措施，避免故障进一步扩大；对于已发生故障的变压器，迅速启动应急维修预案，组织专业的维修人员进行抢修，最大限度地缩短设备停机时间，减少故障造成的损失。建立维护效果反馈机制，对维护后的设备运行状态进行跟踪监测，根据维护效果及时调整维护策略，不断优化健康管理机制。

应用验证是检验电力变压器 PHM 系统实用性与有效性的关键环节。选取某地区变电站多台变压器为试验对象，将基于深度学习的 PHM 系统应用于其故障预测与健康管理，开展为期一年的现场验证。过程中实时采集运行数据，借系统模型预测潜在故障，通过健康管理机制评估维护设备。系统可视化界面可清晰展示设备状态、评估结果与维护建议，助力运维工作。结果表明，该系统能满足电力行业需求，具备广泛推广价值。

#### 5 结语

本文围绕基于深度学习的电力变压器故障预测与健康管理的 PHM 系统展开研究，深入分析了现有 PHM 系统存在的问题，设计了系统总体架构与功能模块，构建了基于 CNN-LSTM 融合模型的故障预测模型，并完善了健康管理机制。通过应用验证可知，该系统能有效提升故障预测精度与健康管理效率，降低故障发生率与运维成本。后续可进一步优化模型算法，拓展数据采集维度，推动系统在更多电力场景的应用，为电力系统安全稳定运行提供更坚实保障。

#### 参考文献

- [1] 刘韧,夏玉娟. 电力变压器与电动汽车充电基础设施的共生关系及其驱动效应研究[J].中国设备工程,2025,(19): 16-18.
- [2] 杨节. 基于深度学习的电力变压器接线错误自动识别方法[J].自动化应用,2025,66(19):130-132.
- [3] 郭建涛. 油浸式电力变压器胶囊式储油柜运维方法研究[J].今日制造与升级,2025,(09):182-184.
- [4] 高逸超,池一,张峻澄. 基于超高频局部放电传感的电力变压器在线监测系统研究[J].电气技术与经济,2025,(09): 203-205.

- [5] 曾建生,王昭雷,安荣廷,等. 基于 MIC-DBN 的电力变压器故障诊断[J].工业控制计算机,2025,38(09):128-130+163.
- [6] 宗成功. 基于多源数据融合的电力变压器局部放电智能监测技术研究[J].电力设备管理,2025,(15):38-40.
- [7] 钟达伟.基于深度学习的变压器故障诊断及状态评估[D].广东工业大学,2025.
- [8] 宋晖. 电力变压器故障预测模型探析[J].电力设备管理,2025,(08):176-178.

**版权声明:** ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



**OPEN ACCESS**